

人工智能 | 解析京东大数据下高效图像特征提取方案！

原创：IDZ英特尔开发人员专区2017-11-10

本文主要分享英特尔和京东在基于 Spark*和 BigDL*的深度学习技术在搭建大规模图片特征提取框架上的实战经验。

背景

图像特征提取被广泛地应用于相似图片检索，去重等。在使用 BigDL 框架（下文即将提到）之前，我们尝试过在多机多 GPU 卡、GPU 集群上分别开发并部署特征抽取应用。但以上框架均存在比较明显的缺点：

- 在 GPU 集群中，以 GPU 卡为单位的资源分配策略非常复杂，资源分配容易出问题，如剩余显存不够而导致 OOM 和应用崩溃。
-
- 在单机情况下，相对集群方式，需要开发者手动做数据分片、负载和容错。
-
- GPU 模式的应用以 Caffe*为例有很多依赖，包括 CUDA*等等，增加了部署和维护的难度，如碰到不同操作系统版本和 GCC 版本有问题时，都需要重新编译打包。
- 以上问题使得基于 GPU 的前向程序从架构上面临诸多技术应用挑战。

再来看看场景本身。因为很多图片的背景复杂，主体物体占比通常较小，所以为了减少背景对特征提取准确性的干扰，需要将主体从图片中分离

出来。自然地，图片特征提取的框架分为两步，先用目标检测算法检测出目标，然后用特征提取算法提取目标特征。在这里，我们采用 SSD* (Single shot multibox detector) 进行目标检测，并用 DeepBit*网络进行特征提取。

京东内部有海量的（数亿张以上）商品图片存在于主流的分布式的开源数据库里。因此如何高效地在大规模分布式环境下进行数据检索和处理，是图片特征提取流水线一个很关键的问题。现有的基于 GPU 的方案在解决上述场景的需求中面临着另外一些挑战：

- 数据下载耗费很长的时间，基于 GPU 的方案不能很好地对其进行优化。
-
- 针对分布式的开源数据库中的图片数据，GPU 方案的前期数据处理过程很复杂，没有一个成熟的软件框架用于资源管理，分布式数据处理和容错性管理等。
-
- 因为 GPU 软件和硬件框架的限制，扩展 GPU 方案去处理大规模图片有很大的挑战性。

• **BigDL* 集成方案**

在生产环境中，利用现有的软件和硬件设施，将大幅提高生产效率（如减少新产品的研发时间），同时降低成本。在这个案例中，由于图像数据已经被存储在大数据集群里（分布式数据库存储），如果深度学习应

用能利用已有的大数据集群（如 Hadoop*或 Spark 集群）进行计算，便可非常容易地解决上述的挑战。

Intel 开源的 BigDL 项目，是在 Spark 上的一个分布式深度学习框架，提供了全面的深度学习算法支持。BigDL 借助 Spark 平台的分布式扩展性，可以方便地扩展到上百或上千个节点。同时 BigDL 利用了 Intel® MKL 数学计算库以及并行计算等技术，在 Intel® Xeon® 服务器上可以达到很高的性能（计算能力可取得媲美主流 GPU 的性能）。

在我们的场景中，BigDL 为支持各种模型（检测，分类）进行定制开发；模型从原来只适用于特定环境移植到了支持通用模型（Caffe，Torch*，TensorFlow*）BigDL 大数据环境；整个 pipeline 全流程获得了优化提速。

通过 BigDL 在 spark 环境进行特征提取的流水线如下图所示：

1. 使用 Spark 从分布式开源数据库中读入上亿张原始图片，构建成 RDD
- 2.
3. 使用 Spark 预处理图片，包括调整大小，减去均值，将数据组成 Batch
- 4.
5. 使用 BigDL 加载 SSD 模型，通过 Spark 对图片进行大规模、分布式的目标检测，得到一系列的检测坐标和对应的分数
- 6.
- 7.

保留分数最高的检测结果作为主题目标，并根据检测坐标对原始图片进行裁剪得到目标图片

8.

9.

对目标图片 RDD 进行预处理，包括调整大小，组成 Batch

10.

11.

使用 BigDL 加载 DeepBit 模型，通过 Spark 对检测到的目标图片进行分布式特征提取，得到对应的特征

12.

13.

将检测结果(提取的目标特征 RDD)存储在 HDFS 上

14.

基于 BigDL 的图像特征提取流水线

整个数据分析流水线，包括数据读取，数据分区，预处理，预测和结果的存储，都能很方便地通过 BigDL 在 Spark 中实现。在现有的大数据集群(Hadoop/Spark)上 ,用户不需要修改任何集群配置 ,即可使用 BigDL 运行深度学习应用。并且，BigDL 利用 Spark 平台的高扩展性，可以很容易地扩展到大量的节点和任务上，因此极大地加快数据分析流程。

除了分布式深度学习的支持，BigDL 也提供了很多易用的工具，如图片预处理库，模型加载工具（包括加载第三方深度学习框架的模型）等，更方便用户搭建整个流水线。

图片预处理

BigDL 提供了基于 OpenCV* 的图像预处理库, 支持各种常见的图像转换和图像增强的功能, 用户可以很容易地使用这些基本功能搭建图像预处理的流水线。此外, 用户也可以调用该库所提供的 OpenCV 操作自定义图像转换的功能。

```
val preProcessor =  
    BytesToMat() ->  
    Resize(300, 300) ->  
    MatToFloats(meanRGB=Some(123, 117, 104)) ->  
    RoiImageToBatch(10)
```

```
val transformed = preProcessor(dataRdd)
```

这个样例的预处理流水线将一个原始 RDD 通过一系列的转换, 转成一个 Batch 的 RDD。其中, BytesToMat 把 Byte 图片转换成 OpenCV 的 Mat 存储格式, Resize 将图片调整为 300x300 的大小, MatToFloats 将 Mat 里的像素存成 Float 数组的格式, 并减去对应通道的均值。最后, RoiImageToBatch 把数据组成 Batch, 作为模型的输入, 用于预测或训练。

加载模型

用户可以方便地使用 BigDL 加载预训练好的模型, 在 Spark 程序中直接使用。给定 BigDL 模型文件, 即可调用 Module.load 得到模型。

```
val model = Module.load[Float](bigdlModelPath)
```

另外，BigDL 也支持第三方深度学习框架模型的导入，如 Caffe，Torch，TensorFlow。



用户可以很方便地加载已经训练好的模型，用于数据预测，特征提取，模型微调等。以 Caffe 为例，Caffe 的模型由两个文件组成，模型 prototxt 定义文件和模型参数文件。如下所示，用户可以很容易地将预训练好的 Caffe 模型加载到 Spark 和 BigDL 程序中。

```
val model = Module.loadCaffeModel(caffeDefPath,
caffeModelPath)
```

性能

我们对基于 Caffe 的 GPU 集群解决方案和基于 BigDL 的 Xeon 集群解决方案进行了性能基准测试，测试均运行在京东的内部集群环境里。

测试标准

端到端的图片处理和分析流水线，包括：

1. 从分布式的开源数据库中读取图片（从图片源下载图片到内存）
- 2.
3. 输入到目标检测模型和特征提取模型进行特征抽取

- 4.
- 5.

将结果（图片路径和特征）保存到文件系统

- 6.

注：下载因素成为端到端总体吞吐率的重要影响因素，在这个案例里面，这部分耗时占处理总耗时（下载+检测+特征）约一半。GPU 服务器对下载这部分的处理是无法利用 GPU 加速的。

测试环境

-

GPU: NVIDIA Tesla K40，20 张卡并发执行

-

-

CPU: Intel® Xeon® CPU E5-2650 v4 @ 2.20GHz，共 1200 个逻辑核（每台服务器有 24 个物理核，启用英特尔®超线程技术，配置成 YARN 的 50 个逻辑核）

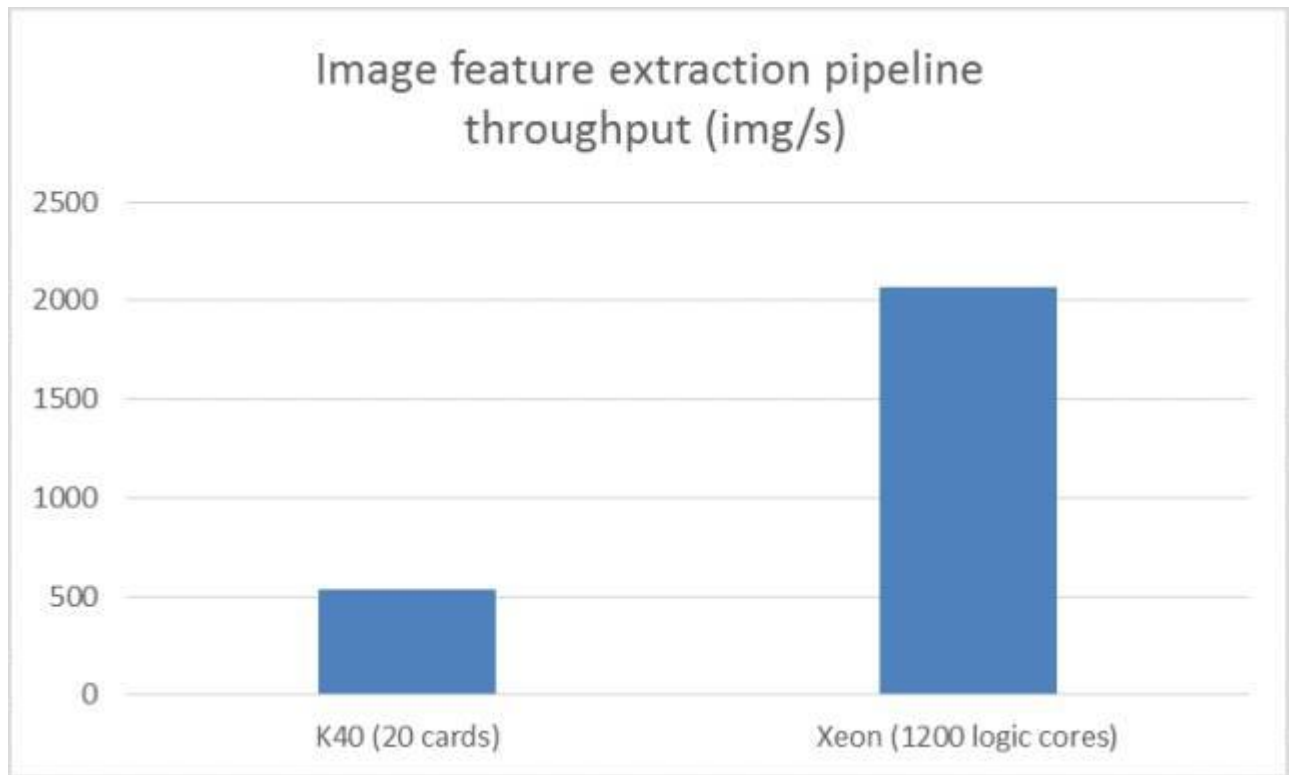
-

测试结果

下图显示了 Caffe*在 20 个 K40 并发处理图片的吞吐量约为 540 图片/秒，而 BigDL 在 1200 个逻辑核的 YARN (Xeon) 集群上对应的吞吐量约为 2070 图片/秒。BigDL 在 Xeon 集群上吞吐量上约是 GPU 集群的 3.83 倍，极大地缩短了大规模图片的处理时间。

测试结果表明，BigDL 在大规模图片特征提取应用中提供了更好的支持。BigDL 的高扩展性，高性能和易用性，帮助京东更轻松地应对海量，爆炸式增长的图片规模。基于这样的测试结果，京东正在将基于 GPU 集群

的 Caffe 图片特征提取实现，升级为基于 Xeon 集群的 BigDL 方案部署到 Spark 集群生产环境中。



比较 K40 和 Xeon 在图片特征提取流水线的吞吐量

结论

BigDL 的高扩展性，高性能和易用性，帮助京东更容易地使用深度学习技术处理海量图片。京东会继续将 BigDL 应用到更广泛的深度学习应用中，如分布式模型训练等。